

基于随机投影深度函数的停车场车辆提取方法

李 玉¹, 王亚琼¹, 赵雪梅², 赵泉华¹

(1. 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院遥感科学与应用研究所, 辽宁阜新 123000;
2. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100094)

摘 要: 为精确提取露天停车场内颜色混杂的车辆, 提出一种基于随机投影深度函数的车辆提取方法. 随机投影深度函数可有效区分 RGB 彩色空间中数据集的数据中心与离群值, 充分利用各车辆颜色特征的复杂性及其与停车场背景颜色特征的差异性, 凸显具有离群值颜色特征的车辆. 首先, 利用随机投影深度函数对彩色遥感影像中各像素颜色特征进行排序得到深度场影像; 然后, 对深度场影像做形态学闭运算并选取合适的随机投影深度值作为阈值, 二值化闭运算后的深度场影像, 实现车辆初始提取; 最后, 结合决策树分析与形态学运算实现车辆精确提取. 实验结果表明, 随机投影深度函数可有效处理彩色遥感影像中各种颜色车辆所表现的“同物异谱”现象, 在深度场影像中凸显不同颜色的车辆, 有效提高车辆提取效率; 辅助以简单的后处理可实现遥感影像中不同场景停车场车辆提取.

关键词: 遥感影像; 随机投影深度函数; 停车场车辆提取; 形态学操作

中图分类号: TP753 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2019)02-0322-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.02.010

Extraction of Vehicles in Parking Lot Based on Random Projection Depth Function

LI Yu¹, WANG Ya-qiong¹, ZHAO Xue-mei², ZHAO Quan-hua¹

(1. Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China;
(2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: An algorithm of extraction of vehicles based on random projection depth function is proposed for accurately extracting vehicles with different colors in outdoor parking lots. The random projection depth function can effectively distinguish the center and outlier of the data set in RGB color space, and in this way, the vehicles whose color characteristics act as outlier are highlighted. First, the random projection depth function is used to sort the color characteristic of each pixel to obtain random projection depth value, forming the depth field image; Then, morphological closed operation is carried out for the depth field image, and an appropriate random projection depth value is selected as the threshold to binarize the image; Finally, the vehicles are accurately extracted from the parking lot by decision tree algorithm and morphological operations. The experimental results show that the random projection depth function can effectively deal with the "same body with different spectrum" phenomenon of various color vehicles in remote sensing images. The vehicles of different colors are highlighted in the depth field image, which can effectively improve the efficiency of vehicle extraction, and extraction of vehicles from parking lot of remote sensing images can be realized accurately by combining random projection depth function and simple post-processing.

Key words: remote sensing image; random projection depth function; extraction of vehicles in parking lot; morphological operations

1 引言

随着我国汽车保有量逐年上升, 露天停车场随之

增加. 实时掌握露天停车场中车辆的动态信息(如车辆数量及停放位置、空置停车位数量及位置等)对实现露天停车场最优化管理具有重要意义^[1,2]. 利用光学遥感

影像提取露天停车场车辆日益成为车辆智能提取研究热点^[3,4].

近年来,研究者提出不同的车辆提取方法.在文献[5]提出的方法中基于梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)描述子进行车辆提取.由于 HOG 描述子具有几何不变性,因此该方法只能提取出停放于特定方位的车辆.文献[6]采用 Gabor 小波提取车辆特征,并将这些特征输入到分类器中,得到车辆提取结果.该方法虽然克服了利用 HOG 特征提取车辆受限于车辆停放方位的问题,但获取 Gabor 特征需提取多尺度和多方向特征,耗费大量时间,实时性差.此外,角点和边缘特征亦广泛应用于车辆提取^[7,8].虽然这两种方法的操作相对简单,但由于高分辨率遥感影像中各类地物细节均比较突出,使得角点和边缘特征极易受噪声影响,导致基于角点提取和边缘提取的车辆提取方法准确性较低.颜色是描述车辆的重要特征之一,但在 RGB 空间,车辆表现出的颜色特征十分复杂,“同物异谱”问题严重,因此无法直接在 RGB 空间有效提取车辆.针对以上问题,学者提出两种解决方式.一种是将 RGB 彩色空间转换到另一个彩色空间,从而突出颜色特征中的某一分量,并在此基础上设计车辆提取算法^[9].另一种是将三维 RGB 彩色空间转换为特定的二维空间,在该二维空间中实现车辆提取.该方法的效果主要取决于降维方式的选取^[10].

在停车场场景中,车辆的颜色特征表现为复杂性,相比而言,非车辆背景区域主要由停车场中的路面组成,其颜色特征表现出一致性,且车辆的颜色特征与背景区域的颜色特征通常差异较大.基于上述特点,针对停车场场景,提出一种基于随机投影深度函数的车辆提取方法,旨在利用停车场背景颜色特征的一致性凸显车辆颜色特征的复杂性和分散性.

2 投影深度函数

投影深度函数^[11]的基本思想是为高维数据提供一种“由中心向外”的排序方式.它满足一般统计深度函数公理化定义^[12]的全部特点.基于离群值^[13]可定义投影深度函数.对于给定数据集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i; i = 1, \dots, n\}$,其中 i 为数据点索引, n 为数据点个数; $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T$ 为数据点, T 为转置操作.采用如下方式定义离群函数^[9]:

$$O(\mathbf{u}, \mathbf{X}_i, \mathbf{X}) = \frac{|\mathbf{u}^T \mathbf{X}_i - \text{MED}(\mathbf{u}^T \mathbf{X})|}{\text{MAD}(\mathbf{u}^T \mathbf{X})} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^d$, $\|\mathbf{u}\|_2 = 1$ 为 d 维欧氏空间中的单位矢量; $\text{MED}(\cdot)$ 是中位数操作符; $\text{MAD}(\cdot)$ 是中位数绝对偏差操作符^[11], 定义为:

$$\text{MAD}(\mathbf{u}^T \mathbf{X}) = \text{MED}|\mathbf{u}^T \mathbf{X} - \text{MED}(\mathbf{u}^T \mathbf{X})| \quad (2)$$

此时,可定义投影深度函数:

$$PD(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}) = (1 + \sup_{\mathbf{u} \in \mathbf{R}^d} O(\mathbf{u}, \mathbf{X}_i, \mathbf{X}))^{-1} \quad (3)$$

式中, $\sup(\cdot)$ 为上确界操作符.

在实际应用中,由统计深度函数诱导的深度域^[14]可作为箱形图的推广,是描述高维数据中心位置、散布度等特征非常有用的可视化工具^[15].对于任意 $\alpha \in [0, 1]$, 投影深度域定义为:

$$PR(\alpha, \mathbf{X}) = \{\mathbf{X}_i \in \mathbf{R}^d : PD(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}) \geq \alpha\} \quad (4)$$

3 算法描述

3.1 深度场影像模型

给定影像 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i; i = 1, \dots, n\}$, 其中, n 为总像素数, i 为像素索引, $\mathbf{X}_i = (x_{iR}, x_{iG}, x_{iB})^T$ 为像素 i 的彩色矢量, x_{iR}, x_{iG}, x_{iB} 分别是 \mathbf{X}_i 的 R、G、B 分量(分别代表红、绿、蓝波段).考虑在所有投影方向集合中随机选取一个子集,计算 \mathbf{X}_i 在该子集中各方向上的最大离群值,并将该值作为最终离群值^[16].另外,为增大离群点与非离群点在其各自对应的随机投影深度值上的差异,在计算过程中引入指数函数.综上,数据点 \mathbf{X}_i 相对于数据集 \mathbf{X} 的随机投影深度,定义为:

$$PD(\mathbf{X}_i, k, \mathbf{X}) = (1 + \sup_{\mathbf{u} \in \mathbf{U}} \exp(O(\mathbf{u}, \mathbf{X}_i, \mathbf{X})))^{-1} \quad (5)$$

式中, k 为随机选取的投影方向数, $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_k] \subset \mathbf{R}^3$.

由上可知,如果把彩色遥感影像 \mathbf{X} 看成是一个数据集, $\mathbf{X}_i = (x_{iR}, x_{iG}, x_{iB})^T$ 为该数据集中的数据点,随机投影深度函数可为该数据集提供一种由中心向外的次序,即数据点越靠近数据集中心,其随机投影深度值越大,反之越小.数据集中任意两个数据点的排序为:

$$\mathbf{X}_i < \mathbf{X}_j \leftrightarrow PD(\mathbf{X}_i, k, \mathbf{X}) < PD(\mathbf{X}_j, k, \mathbf{X}) \quad (6)$$

式中, \leftrightarrow 为等价符;可知 \mathbf{X}_i 的中心程度小于 \mathbf{X}_j 的中心程度.若数据集 \mathbf{X} 满足下列两个条件:(1) $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_B, \mathbf{X}_F\}$, 其中, \mathbf{X}_B 表示背景像素对应的数据点集, \mathbf{X}_F 表示目标像素对应的数据点集;(2) $\mathbf{X}_B \cap \mathbf{X}_F = \emptyset$ 且 $\text{card}\{\mathbf{X}_B\} > \text{card}\{\mathbf{X}_F\}$, 其中, $\text{card}\{\cdot\}$ 表示数据集中元素的个数.则根据随机投影深度函数的排序方式,在排序结果中该数据集 \mathbf{X} 可被分成两大类,即离群值与非离群值,对应到影像上即为目标与背景.停车场场景的影像中,表征停车场背景的像素的数量大于构成每一种颜色车辆的像素的数量;停车场背景像素的颜色特征较为一致,构成各车辆像素的颜色特征各异,且停车场背景的颜色特征通常与各车辆的颜色特征差异较大.那么,利用随机投影深度函数对影像 \mathbf{X} 在 RGB 空间中的像素颜色集的排序结果可构建新影像,即,深度场影像 $\mathbf{Y} = \{Y_i; i = 1, \dots, n\}$, 其中, $Y_i = PD(\mathbf{X}_i, k, \mathbf{X})$ 为像素 i 对应颜色的随机投影深度值,表示各像素的光谱测度.

3.2 车辆初始提取

深度场影像中车辆被凸显出来. 另外, 与停车场路面颜色特征差异较大的其它地物也被凸显出来, 如: 停车位线框、路面上的交通标识, 及部分颜色特征特别的路面. 为精确提取车辆, 需将这些噪声去除. 考虑这些噪声的几何特征与车辆的几何特征的差异性. 采用灰度形态学^[14], 基于深度场影像初提取车辆, 具体步骤如下.

(1) 对深度场影像进行灰度形态学闭运算, 并闭运算操作后的影像为 $H = \{H_i; i = 1, \dots, n\}$:

$$H = Y \cdot SE_1 = (Y \oplus SE_1) \ominus SE_1 \quad (7)$$

式中, $H_i \in [0, 255]$; \cdot 、 \oplus 和 \ominus 分别为闭、膨胀和腐蚀运算操作符; $SE_1 = strel('disk', s_1)$ 为结构元素, $strel(' \cdot ', \cdot)$ 为创建形态学结构元素操作, $disk$ 表示结构元素的形状为圆盘形, s_1 表示圆盘结构元素的半径. 深度场影像中, 停车位线框表现为较暗、细长、且沿特定方向延伸的线形结构, 车辆表现为较暗、规则、占具有一定面积的矩形结构. 因此, 定义各向同性、直径稍大于停车位边框的圆盘作为结构元素 SE_1 , 可以有效去除停车位线框, 且不影响车辆的完整性.

(2) 根据影像 H 的灰度直方图, 选择合适的阈值 T , 在保证车辆目标完整性的前提下, 将深度场影像粗分割为车辆与背景两类, 由此 H 可二值化为 $Z = \{Z_i; i = 1, \dots, n\}$, 其中,

$$Z_i = \begin{cases} 255, & H_i \leq T \\ 0, & H_i > T \end{cases} \quad (8)$$

影像 Z 中, 大部分车辆被完全提取出来, 但同时提取出一些随机投影深度值与车辆较为接近的噪声 (路面斑块、井盖等). 另外, 部分车辆停放十分紧密, 在影像中表现出粘连. 针对以上问题, 进行车辆提取后处理.

3.3 车辆提取后处理

利用决策树方法对二值影像中连通区域的形状特征进行分层阈值决策, 并在此基础上利用二值形态学操作精确提取车辆. 连通区域的形状特征可由连通域分析法^[17]获得. 记各连通域的面积 $area(t)$, 其中, t 为各连通域的标号, $t = 1, 2, \dots, m$, m 为影像中连通域的总数.

车辆目标后处理方法流程图如图 1 所示, 图中所示流程是针对影像中的每一个连通区域 t 所设计, 具体步骤如下.

(1) 利用连通域标记法求得二值影像 Z 中各连通区域 t , 来表征待提取的车辆体, 采用连通域分析法获得每个连通区域 t 的面积 $area(t)$. 设置面积阈值 T_1 和 T_2 , 其中, T_1 和 T_2 分别定义为单个和两辆车辆的面积. 根据相关标准, 轿车车长为 3.5 - 5m, 车宽为 2 - 2.5m. 因此, 取车辆的平均车长 $l = \lfloor (3.5 + 5) / 2 \rfloor$ 与平均车宽 w

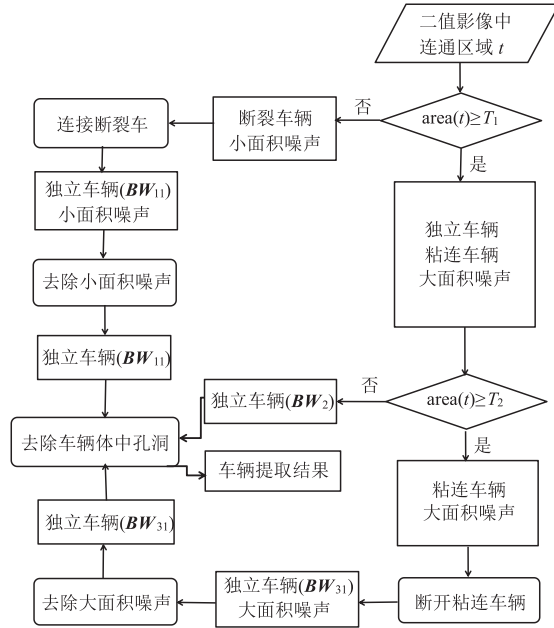


图 1 车辆提取后处理流程

$= \lfloor (2 + 2.5) / 2 \rfloor$ 来定义车辆目标的面积, 其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整操作符, 则有:

$$T_1 = l \times w / p^2, T_2 = 2 \times T_1 \quad (9)$$

式中, p 为影像空间分辨率. 子影像 $BW_1 = \{BW_{1i}; i = 1, \dots, n\}$, $BW_{1i} \in \{0, 255\}$ 中的连通区域面积 $area(t) < T_1$; 子影像 $BW_2 = \{BW_{2i}; i = 1, \dots, n\}$, $BW_{2i} \in \{0, 255\}$ 中的连通区域为 $T_2 > area(t) \geq T_1$ 的连通区域; 子影像 $BW_3 = \{BW_{3i}; i = 1, \dots, n\}$, $BW_{3i} \in \{0, 255\}$ 中的连通区域面积 $area(t) \geq T_2$.

(2) 对影像 BW_1 进行二值形态学闭运算得到影像 $BW_{11} = \{BW_{11i}; i = 1, \dots, n\}$:

$$BW_{11} = BW_1 \cdot SE_2 = (BW_1 \oplus SE_2) \ominus SE_2 \quad (10)$$

式中, $BW_{11i} \in \{0, 255\}$; $SE_2 = strel('square', s_2)$ 为结构元素, 其中, $square$ 表示结构元素的形状为方形, s_2 表示方形结构元素的边长. 利用连通域标记得到影像 BW_{11} 中连通区域 t , 计算各连通区域 t 的面积 $area(t)$, 其中, $area(t) \geq T_1$ 的连通区域为独立车辆目标.

(3) 对影像 BW_3 进行二值形态学腐蚀运算得到影像 $BW_{31} = \{BW_{31i}; i = 1, \dots, n\}$:

$$BW_{31} = BW_3 \ominus SE_3 \quad (11)$$

式中, $BW_{31i} \in \{0, 255\}$; $SE_3 = strel('line', L, \theta_h)$ 为一组线形结构元素, 其中, $line$ 表示结构元素的形状属性为线形, L 为结构元素的长度, $L = w / p$; θ 为线型结构元素的方向角, 方向角 $\theta_h = h \times 10^\circ$, $h = \{1, 2, 3, \dots, 17, 18\}$. 利用连通域标记法得到影像 BW_{31} 中连通区域 t , 计算各连通区域 t 的面积 $area(t)$, 保留面积 $T_2 > area(t) \geq T_1$ 的连通区域为独立车辆.

(4) 将步骤(1)、(2)和(3)中分别获得的独立车辆区域合并在一幅影像中,并采用形态学填充各独立车辆内部的孔洞,得到最终车辆提取结果。

4 实验结果与讨论

为验证本文算法的有效性,实验分为两部分.第一部分验证随机投影深度函数方法在车辆提取中的有效性;第二部分将提出算法与另外两种常用算法对比,分别从定性和定量的角度分析证明提出算法的优越性。

4.1 随机投影深度函数有效性验证

为验证随机投影深度函数在车辆提取中的有效性,设计如下实验.图 2(a) 为模拟彩色影像,包含 6 种颜色的车辆,且模拟自然光状态下车辆的光反射情况,使车辆颜色尽可能接近真实场景.同时,保证构成车辆的像素与构成背景的像素的数量比例尽可能符合真实场景.图 2(b) 为该模拟影像对应的深度场影像.图 2(c) 为该模拟影像在 RGB 彩色空间中像素颜色的散点图.在 RGB 空间中,代表颜色各异车辆的像素点分别聚集为 6 个小集群(如图中红、粉、蓝等表示的集群);颜色特征相对一致的背景像素点聚集为一个大集群,如图 2(c) 中灰色区域。

利用随机投影深度域可视化像素颜色集在 RGB 彩色空间中的排序.采用 Liu 等^[13]的算法计算图 2(a) 中像素颜色集的投影深度域.如图 3(a1) ~ (a4) 所示,分别为 $\alpha = 0.8, 0.6, 0.3$ 和 0.1 计算得到的随机投影深度域.可以看到,深度域中心落在代表停车场背景的像素点的集群中.随着 α 不断减小,生成的凸壳从中心向四周扩展,显然,以该种拓展方式,只有当 α 减小到一定值时,凸壳才会包裹上代表车辆的像素点.从而可说明代表车辆的像素点的颜色特征在 RGB 彩色空间中属于离群值,具有较小的随机投影深度值.图 3(b1) ~ (b4) 所示分别为以 $\alpha = 0.8, 0.6, 0.3$ 和 0.1 为阈值,将深度场影像二值化的结果.图 3(b1) 中,部分本属于车辆的像素(如车辆挡风玻璃区域)被分割到背景区域;图 3(b2) 和 (b3) 中,车辆区域与道路背景区域几乎完全被区分开来;图 3(b4) 中,部分本属于背景区域的像素被划分为车辆区域,如车辆四周产生的毛边,容易导致车辆间的粘连.显然,可将车辆与停车场背景区分开的阈值的取值范围较大,即二值化阈值可在一定范围内取定,这一特点不仅简化了算法过程而且使算法具有较强的实用性。

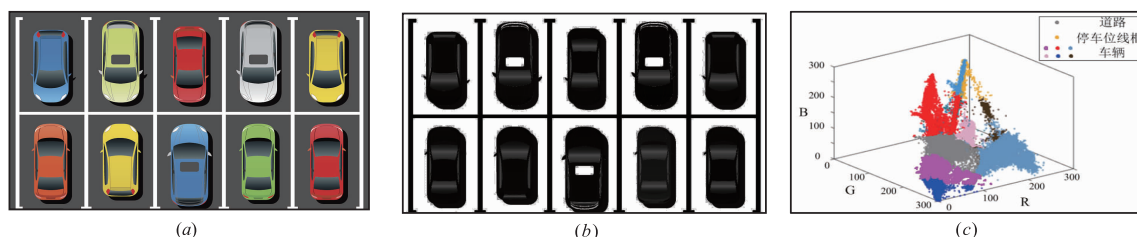


图 2 (a) 模拟影像 (b) 深度场影像 (c) 彩色空间散点

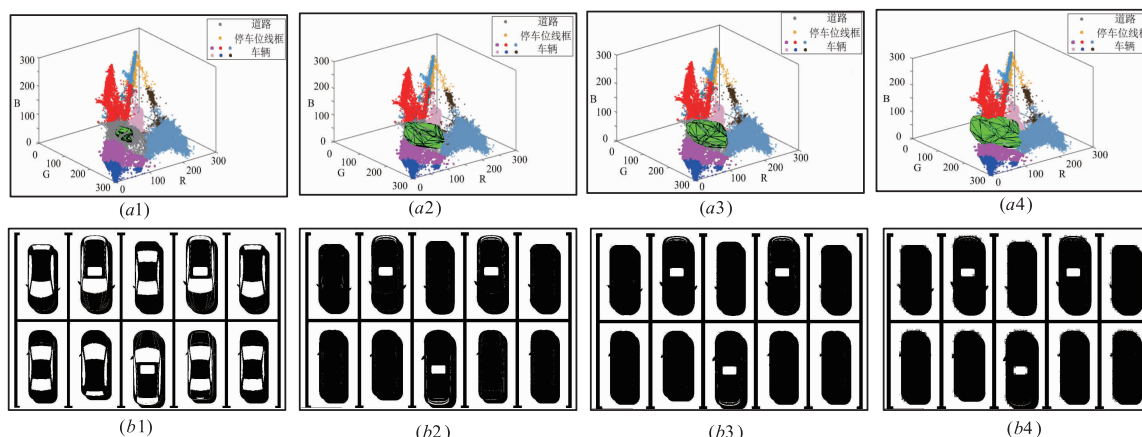


图 3 不同 α 取值的投影深度域及对应二值化图像

4.2 遥感影像车辆提取

为验证本文算法的普适性,选取 3 幅不同场景的高分辨率遥感影像,如图 4 所示.影像大小分别为 $519 \times$

543 像素、 800×532 像素和 1024×692 像素,空间分辨率分别为 $0.15 \times 0.15\text{m}$ 、 $0.06 \times 0.06\text{m}$ 和 $0.25 \times 0.25\text{m}$. 实验基于的计算机硬件环境为 Intel (R) Core (TM) i5 -

4590 CPU 3.30GHz、RAM 4.0 GB, 软件环境为 Windows7(64 位)操作系统、MATLAB 2014b.

本文算法实验过程及结果如图 4~9 所示. 图 5 为各实验影像对应的深度场影像, 可以看出深度场中车辆与背景的随机投影深度值差异大, 几乎所有的车辆均被凸显出来. 与此同时, 部分路面斑块, 以及各影像中的停车位线框被凸显出来. 根据车辆与停车位线框的几何特征差异, 定义圆盘结构元素, 利用灰度形态

学闭运算在灰度影像上去除停车位线框. 图 6 为对深度场影像做形态学闭运算的结果. 该结果中车辆更加突出, 停车位线框被弱化, 车辆之间的间距也有所增加.

选取合适阈值将上述闭运算影像二值化. 图 7 为上述闭运算影像的灰度直方图. 可以看出每幅影像对应的灰度直方图的灰度级均可由一个明显的峰谷分为两部分, 据此可选取一个阈值以分割这两部分.

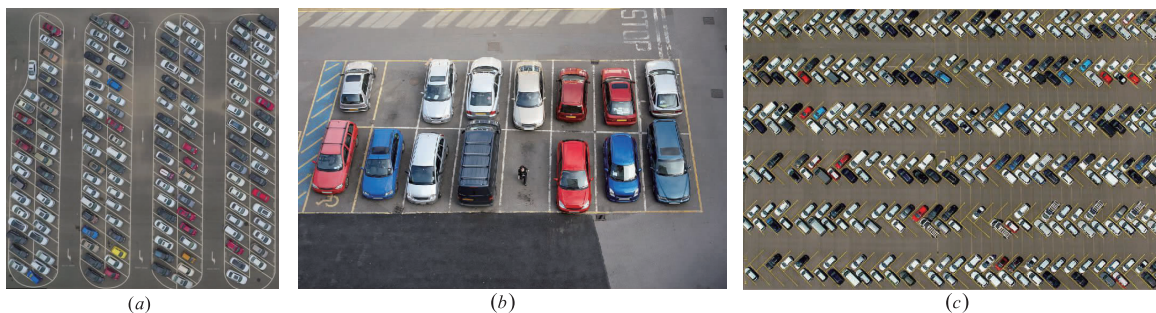


图4 实验影像

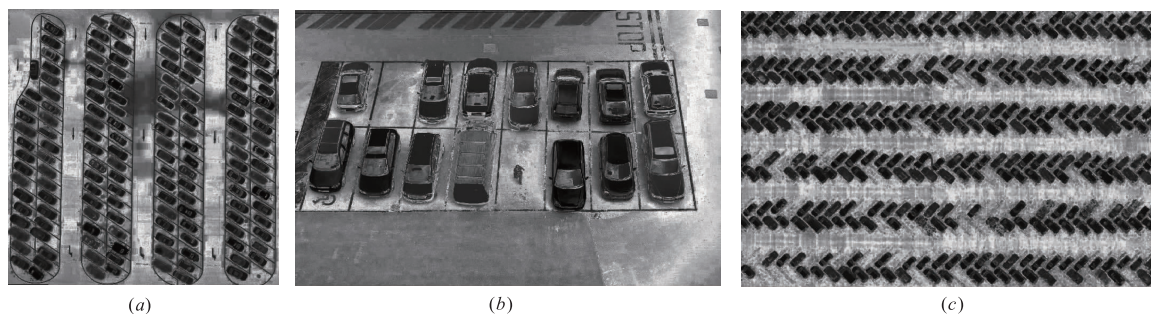


图5 深度场影像

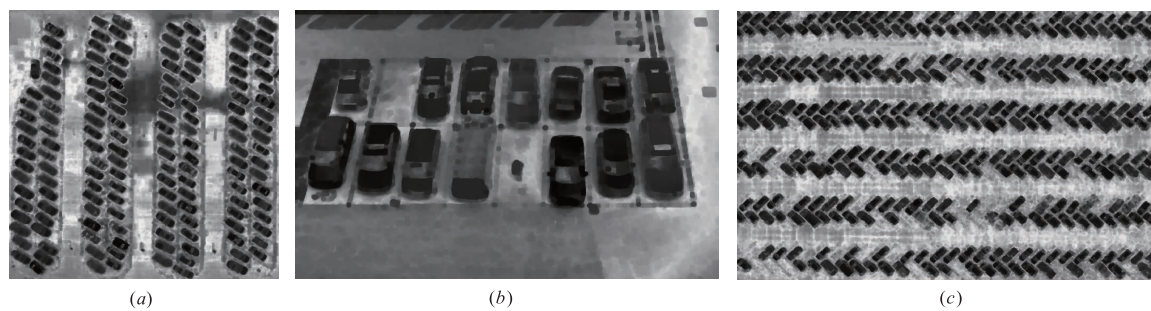


图6 形态学闭运算影像

图 8 为二值化的车辆提取结果, 可以看到大部分车辆为独立的完整车辆, 但存在车辆体断裂 (如粉色矩形框内所示; 只框选出部分车辆, 下同) 和车辆体粘连 (如黄色框内所示) 的情况, 以及存在一些非车辆噪声 (如褐色圆圈内所示), 因此为得到完整独立的车辆, 需进一步进行车辆提取后处理.

分别采用形态学闭运算和腐蚀运算处理上述车体断裂及粘连情况, 其结果如图 9 所示. 蓝色矩形框中为断裂车体连接完整后的车辆; 绿色线框中为粘连车辆

被断粘连之后的结果. 图 10 为车辆提取结果与真实影像叠加结果 (采用红色线框表示).

为进一步验证本文算法的优越性, 将提出算法与另两种常用算法对比, 实验结果如图 11~13 所示, 其中绿色圈中表示漏提车辆, 黄色圈中表示错提车辆 (在所有实验结果中只标示出部分车辆).

利用文献 [19] 算法提取图 4 车辆, 实验结果如图 11 所示. 该算法首先将彩色遥感影像转换为灰度影像, 采用灰度开运算和顶帽变换来识别亮背景中的暗车

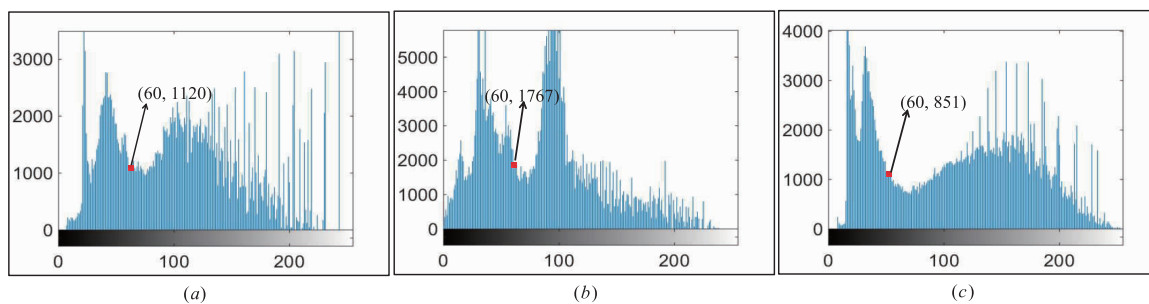


图7 二值化阈值选取

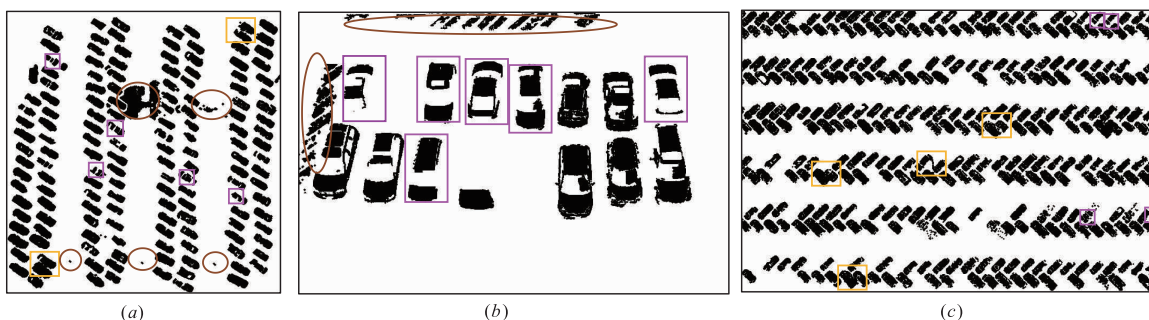


图8 二值化影像

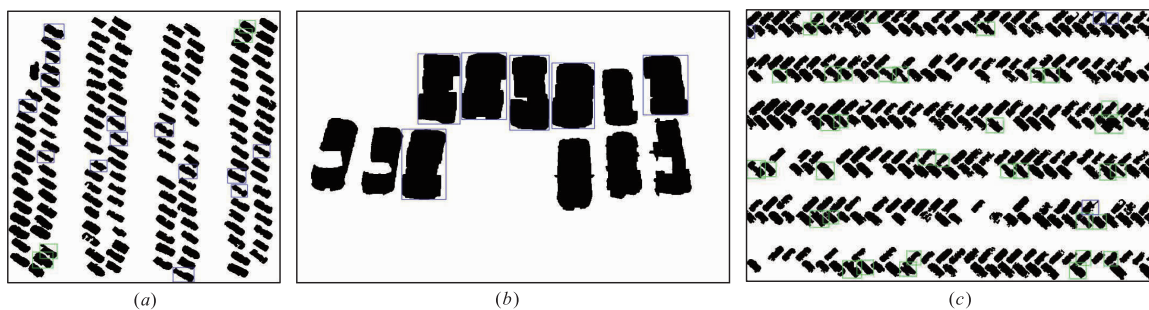


图9 车辆提取后处理结果

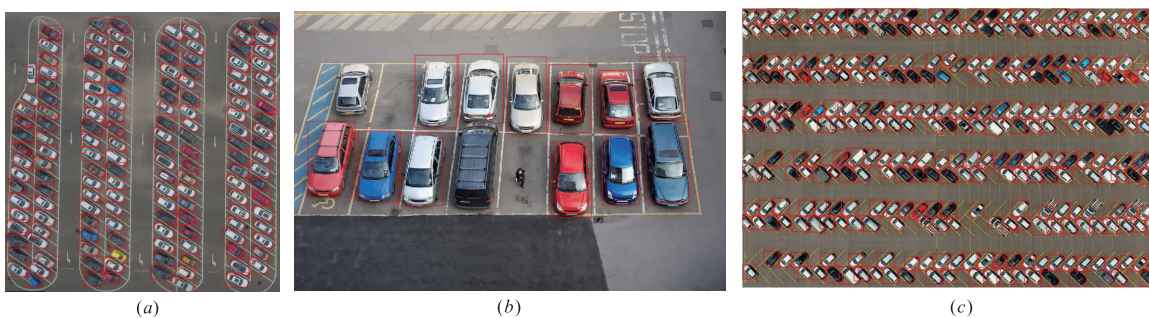


图10 车辆提取结果

辆,使用灰度闭运算和底帽变换来识别暗背景中的亮车辆.因此,该算法无法提取出亮暗程度与背景相一致的车辆.另外,由于该算法并未设计有效的抗噪操作,因此,车辆提取精度受噪声影响大.断裂的车辆极易被认为是噪声而被去除,导致车辆漏提,图 11(b)中漏提车辆均由该原因造成;若断裂车辆没被认为是噪声而去除,则会导致同一车辆被提取为多辆,导致车辆错

提,图 11(a)中该现象表现尤为明显.

文献[20]的算法基于类 Haar 特征和 AdaBoost 分类器来实现车辆提取,主要包含样本训练和车辆识别两个过程.实验结果如图 12(a)~(c)所示.该算法对样本的数量要求极高,一旦训练样本中没有包含某种车辆的颜色特征,则无法识别相应颜色的车辆.例如,由于训练样本中没有黄色、香槟金色等颜色,导致图 12

(a)中黄色、金属铜色车辆、图 12(b)中月光银色、墨蓝色车辆、图 12(c)中灰色、香槟金色车辆均没被提取出来。另外,该算法对描述车辆关键特征的定义要求十分严格,如对车辆的位置、角点、阴影、边缘、颜色等信息

的定义。因此,该算法难以同时有效提取停车场中不同类型、不同颜色或处于不同方位车辆,导致车辆漏提率较高。

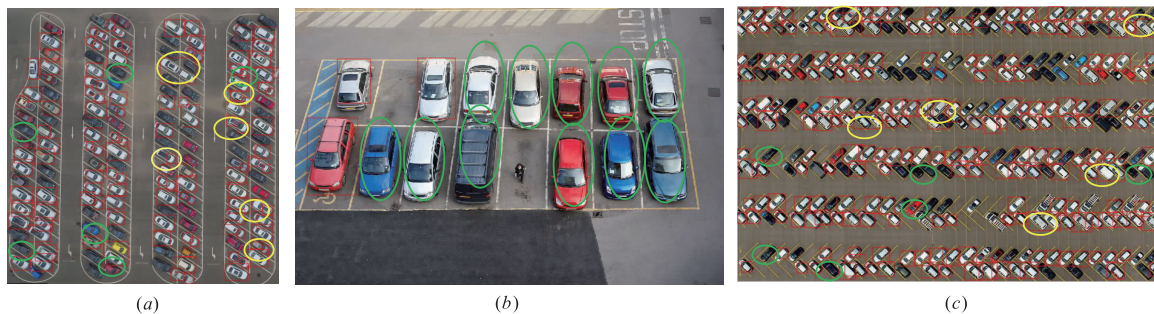


图 11 文献[19]车辆提取结果

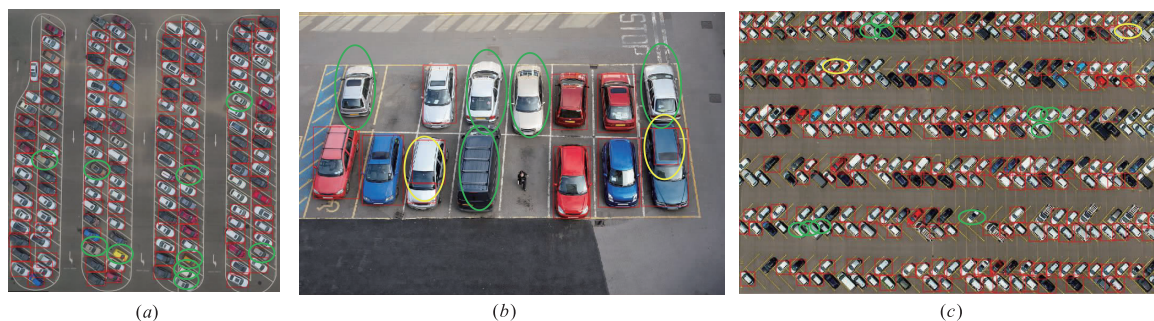


图 12 文献[20]车辆提取结果

文献[21]的算法实验结果如图 13(a)~(c)所示。该算法车辆提取精度易受到 Mean-shift 聚类算法自身缺陷影响,即聚类结果易受噪声(停车线、路面上的斑块等)影响,易将车辆与噪声聚为一类,使车辆漏提,在图 13(a)~(c)中均有表现。聚类结果也会受到车辆颜色不均匀或挡风玻璃的影响,一个车辆可能会被分成多个斑块,导致车辆错提或漏提,图 13(a)中敞篷车辆均没有提取出来。另外,由于该算法主要利用车辆外形的对称性及车辆边缘长度作为车辆识别的关键特征,因此,该方法潜在要求所有被提取车辆均应处于一致的方向且车身大小相近,因此,无法有效提取所有方向及所有类型的车辆,如图 13(a)(c)所示。

本文算法的车辆提取精度受光照强度不均匀影响较小,深度场影像中车辆均凸显出来,对于影像中车体颜色特征由于反光而发生变化的车辆仍可有效提取,如图 14(b)所示。对于断裂车辆及粘连车辆,本文算法在后处理中尽量保证了车辆的完整性与相互独立。另外,本文算法在车辆初步提取及后处理过程均适当加入去噪步骤,可以在保证车辆完整性的前提下有效去除噪声,因此,车辆错提现象极少。综上所述,本文算法利用随机投影深度函数有效凸显车辆,并基于深度场

影像特点设计相应车辆提取操作,能够很好地解决由于车辆表现为“同物异谱”而难提取的问题,得到较为理想的车辆提取结果。

车辆提取精度采用文献[23]提出的车辆提取质量评价方法对本文算法及对比算法进行定量评价。评价指标计算公式如下:

$$E_1 = \frac{TP}{TP + FN}, E_2 = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (12)$$

$$E_3 = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

式中, E_1 、 E_2 、 E_3 分别表示完整率、正确率和提取质量, TP 表示正确提取的车辆个数, FP 表示错误提取车辆个数, FN 表示没有提取出的车辆个数。最终,判断车辆的提取精度需要综合考虑 E_1 、 E_2 和 E_3 3 个指标的结果。另外,在表 1 中也列出各算法对三幅影像进行车辆提取所需要的处理时间。文献[20]和文献[22]中车辆提取算法涉及到样本训练过程,因此耗时相对较长。由于本文中用到的是大尺度影像,文献[21]中算法采用的 mean-shift 算法会相对耗时较多。文献[19]中算法与本文算法耗时较少且比较接近,但本文算法车辆提取质量明显更高。

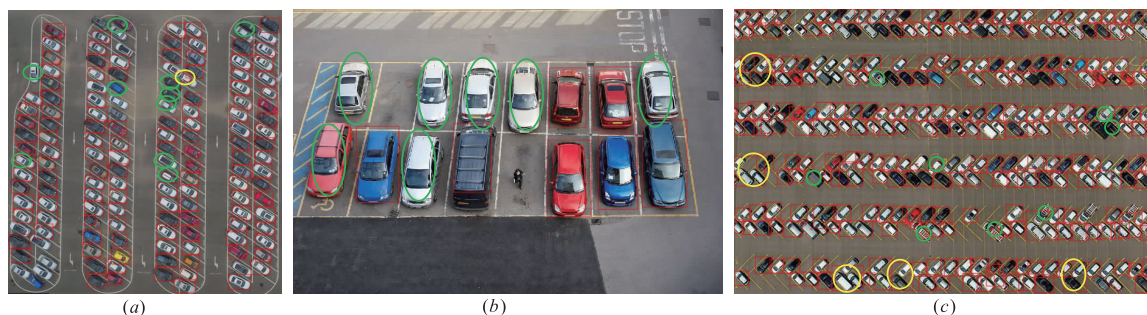


图 13 文献[21]算法车辆提取结果

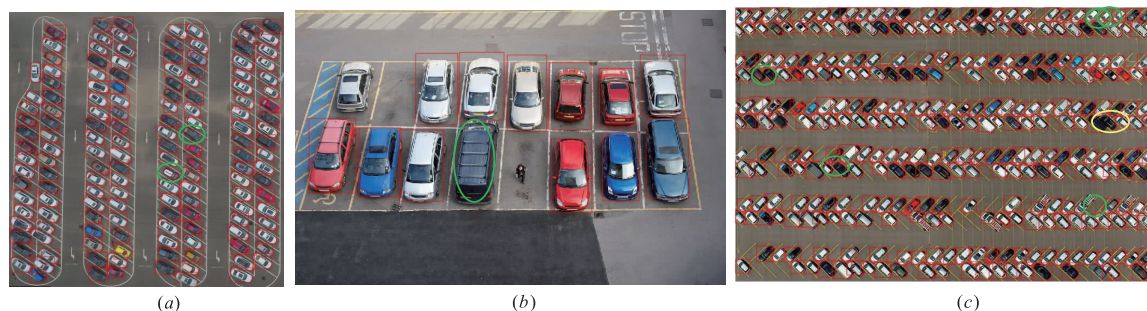


图 14 本文算法车辆提取结果

表 1 定量评价

方法	影像	TP	FP	FN	E_1 (%)	E_2 (%)	E_3 (%)	耗时 (ms)
文献 [19]	1	103	27	48	71.52	79.23	57.87	125
	2	3	0	11	21.43	100	21.43	158
	3	200	16	120	37.50	92.59	35.79	153
文献 [20]	1	128	2	25	83.66	98.46	82.58	984
	2	7	0	7	50.00	100	50.00	1023
	3	275	36	45	85.93	88.42	77.24	1146
文献 [21]	1	127	0	26	83.00	100	83.00	1956
	2	9	3	5	64.29	75.00	52.94	2147
	3	215	2	105	67.18	99.15	66.77	2625
本文 算法	1	151	0	2	98.69	100	98.69	138
	2	12	0	2	85.71	100	85.71	164
	3	305	3	12	96.21	99.02	95.31	156

5 结论

本文提出一种基于随机投影深度函数的停车场车辆提取方法. 该算法主要利用投影深度函数建立停车场深度场模型, 在深度场影像中将具有复杂颜色特征的从颜色特征较单一的背景中凸显出来. 该过程不仅不受车辆复杂的颜色特征的影响, 反而可以利用车辆颜色特征的复杂性及其与背景的差异性来凸显车辆. 另外, 该算法也不受车辆停放方位、停放位置及光照强度不均等影响, 适用于较多场景, 具有较强的实用性. 由于随机投影深度函数计算过程中, 数据集的投影方向是随机选取的, 导致该算法一定程度上对于复杂背景下车辆提取的结果缺乏稳定性. 未来工作将进一步研究数据集投影机理, 精确确定 RGB 空间中颜色特

征集的投影方向, 降低复杂背景对目标凸显的影响, 进而将投影深度函数应用于更复杂的场景中.

参考文献

- [1] Jens Leitloff, Dominik Rosenbaum, Franz Kurz, Oliver Meynberg Peter Reinartz. An operational system for estimating road traffic information from aerial images[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 11315 - 11341.
- [2] Aleena Ajay, V Sowmya, K P Soman. Vehicle detection in aerial imagery using eigen features [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Communication and Signal Processing[C]. Trabzon, Turkey; IEEE, 2017. 6 - 8.
- [3] Lihong Wan, Laiwen Zheng, Hong Huo, Tao Fang. Affine invariant description and large-margin dimensionality reduction for target detection in optical remote sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(7): 1116 - 1120.
- [4] Yong Tang, Congzhe Zhang, Renshu Gu, Peng Li, Bin Yang. Vehicle detection and recognition for intelligent traffic surveillance system[J]. Multimedia tools and applications, 2017, 76(4): 5817 - 5832.
- [5] Minkyu Cheon, Wonju Lee, Changyong Yoon, Mignon Park. Vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 3(13): 1243 - 1252.
- [6] Zehang Sun, George Bebis, Ronald Miller. On-road vehicle detection using evolutionary Gabor filter optimization[J].

- IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2005, 6(2): 125 – 137.
- [7] Sheng Wang. Vehicle detection on aerial images by extracting corner features for rotational invariant shape matching [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer and Information Technology [C]. Pafos, Cyprus: IEEE, 2011. 171 – 175.
- [8] Bin Feng Lin, Yiming Chan, Lichen Fu, Peiyung Hsiao. Integrating appearance and edge features for sedan vehicle detection in the blind-spot area [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13 (2): 737 – 747.
- [9] Dong Guo, Ming Xie. Color modeling by spherical influence field in sensing driving environment [A]. Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium [C]. Dearborn, USA: IEEE, 2000. 249 – 254.
- [10] Juan Rojas, Dan Crisman. Vehicle detection in colour images [A]. Proceedings of IEEE Conference Intelligent Transportation System [C]. Boston, USA: IEEE, 1997. 403 – 408.
- [11] Yijun Zuo, Robert Serfling. General notions of statistical depth function [J]. The Annals of Statistics, 2000, 28(2): 461 – 482.
- [12] Yijun Zuo. Projection-based depth function and associated medians [J]. The Annals of Statistics, 2003, 31(5): 1460 – 1490.
- [13] Velasco Santiago, Angulo Jesus. Random projection depth for multivariate mathematical morphology [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2012, 6(7): 753 – 763.
- [14] Peter Rousseeuw, Ida Ruts, John Tukey. The bagplot; a bivariate boxplot [J]. The American Statistician, 1999, 53(2): 382 – 387.
- [15] Xiaohui Liu, Yijun Zuo. Computing projection depth and its associated estimators [J]. Statistics & Computing, 2014, 24(1): 51 – 63.
- [16] 许新征, 丁世飞, 史忠植, 贾伟宽. 图像分割的新理论和新方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(2A): 76 – 82.
Xu Xinzhen, Ding Shifei, Shi Zhongzhi, Jia Weikuan. New theories and methods of image segmentation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2A): 76 – 82. (in Chinese)
- [17] 孔斌. 快速连通域分析算法及实现 [J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(1): 110 – 115.
Kong Bin. A fast connected component algorithm and its implementation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 16(1): 110 – 115. (in Chinese)
- [18] 魏长安, 姜守达. 基于形态重构与跟踪的红外小目标检测算法 [J]. 电子学报, 2009, 37(4): 850 – 853.
Wei Changan, Jiang Shouda. Infrared small target detection algorithm based on morphological reconstruction operator and tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 850 – 853. (in Chinese)
- [19] Zezhong Zheng, Guoqing Zhou, Yong Wang. A novel vehicle detection method with high resolution on highway aerial image [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(6): 2338 – 2343.
- [20] Hakki Karaim, Yalin Bactanlar. Car detection with omnidirectional cameras using Haar-like features and cascaded boosting [A]. Proceedings of the Conference on Signal Processing and Communications Applications [C]. Hangzhou, China: IEEE, 2017. 11 – 13.
- [21] Jaeyoung Choi, Youngkyu Yang. Vehicle detection from aerial images using local shape information [A]. Advances in Image and Video Technology [C]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. 227 – 236.
- [23] Xutong Niu. A semi-automatic framework for highway extraction and vehicle detection based on algometric deformable model [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2006, 61(3–4): 170 – 186.

作者简介



李玉男, 1963 年生于吉林长春, 博士, 教授, 主要研究方向为遥感影像处理。



王亚琼 (通信作者) 女, 1993 年生于山西大同, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感影像处理。

E-mail: 759359919@qq.com



赵雪梅 女, 1989 年出生于辽宁阜新, 博士后, 主要研究方向为遥感图像分割及基于深度学习的 Landsat 图像分类。